

人工智能对知识型员工的影响及作用机制——基于工具性和人本性视角

徐敏亚¹ 陈丽萍² 刘贝妮³

(¹ 北京大学光华管理学院, 北京 100871) (² 中国矿业大学(北京)管理学院, 北京 100083) (³ 北京工商大学商学院, 北京 100048)

摘 要 人工智能的不断发展引发了知识型员工的心理与行为变化, 重塑了其对现代工作环境的感受和对组织未来发展的期待。目前关于人工智能对知识型员工的影响及作用机制研究仍呈现碎片化状态。本研究基于工具性和人本性视角, 探究人工智能对知识型员工“有所作为”和“自我实现”的赋能与激活路径, 主要包括两方面的内容: (1) 从工具性视角, 探究人工智能的信息作用及其对员工思维能力的“双刃剑”影响, 厘清人工智能时代下知识型员工“有所作为”的创造力过程; (2) 从人本性视角, 探究人工智能赋能员工心理需求变化及幸福感知, 进而识别其对知识型员工“自我实现”的离留决策影响。研究预期将深化人工智能对知识型员工影响的理解, 拓展人机协同的理论研究并提供实践参考。

关键词 知识型员工, 人工智能(Artificial Intelligence, AI), 人工智能使用, 企业数智化, 创造力, 离职倾向

分类号 B849; C93

1 问题提出

人工智能(Artificial Intelligence)作为技术革新和社会进步的结晶, 已经迅速崛起成为新一轮科技创新和产业变革的核心引擎(徐鹏, 徐向艺, 2020), 对加快形成新质生产力, 推动高质量发展产生了广泛且深远的影响。与传统数字技术不同, 人工智能一经在组织中部署, 其行动、选择、控制和权力的中心便将发生转移, 这些原本主要由人类主导的领域现在正日益与人工智能交织融合(Murray et al., 2021)。人工智能不仅广泛应用于平台型零工经济中的算法控制(孙锐 等, 2024; Kellogg et al., 2020), 且超越了仅在制造业“蓝领”工作中替代人类劳动力的传统角色, 逐渐渗透到“白领”工作领域和多种工作形式中(Bankins & Formosa, 2023)。知识密集型工作, 因其涉及专业知识的积累和解释能力, 长期以来一直被认为是人类的专属领域(Strich et al., 2021)。然而随着人工智能在工作场所和整个社会的可及性和实用性显著增加, 它将越来越有能力执行通常需要人类智能的特定角色和任务(Bankins & Formosa,

2023), 这一进步激发了学者和业界对于当前和未来劳动力的广泛讨论(如: 谢小云 等, 2021; Einola et al., 2024; Susarla et al., 2023)。

当前, 在企业人工智能应用实践中主要面临两方面突出问题: 工具性困境和人本性诉求。工具性困境体现为当前企业人工智能应用多聚焦短期效率目标(如自动化替代、流程优化), 但过度的工具化进程可能导致技术对人力资本的挤压效应, 削弱知识型员工的创造力(Rahwan et al., 2019)。人本性诉求体现在知识型员工的核心竞争力在于隐性知识、创造力与主观能动性(Nonaka & Takeuchi, 1995), 其工作动机高度依赖自主权、意义感与成长机会(Hackman & Oldham, 1976)。人工智能在职场中的引入会对知识型员工的心理健康和职业发展产生重大影响。因此专家呼吁组织行为管理研究在经济效益考量之外更多地尊重人性(谢小云 等, 2021)。本研究基于工具性和人本性视角探究人工智能对知识型员工的影响及作用机制, 致力于促进人机互动关系的和谐与优化。本文认为, 人工智能的赋能效应并非单纯的技术工具迭代, 而是技术与人互构的动态过程。若仅从工具性视角出发, 可能陷入“技术决定论”陷阱(Chan, 2023), 忽视员工心理与行为的复杂性; 若仅强调人本性, 则可能低估技术对组织实践带来的质的飞跃。二者同时研究可揭示“技术赋能”与“人本激活”的协同机制(Leonardi, 2011), 弥补单一视角的局限性。因此本研究通过双视角的设计, 平衡“技术理性”与“人本价值”, 实现效率与活力共生(Brynjolfsson & McAfee, 2014), 回应组织在数智化转型过程中的关切话题。

人工智能无疑为知识型员工提供了增强自身能力的机会(Davison et al., 2023)。然而关于人工智能应用对知识型员工产生的具体影响, 目前的研究呈现碎片化状态。通过与人工智能的互动, 知识型员工能够展现更高的主动性, 利用人工智能“助手”来有效提升个人能力(Dwivedi et al., 2023)。然而, 尽管人工智能的影响日益显著, 关于其如何具体影响知识型员工的实证研究仍非常有限。学者呼吁未来的研究应更多关注人工智能作为新兴工具如何赋能和影响知识型员工的工作能力, 并进一步研究员工在享受人工智能自动化带来的高效率 and 强大搜索性能的同时, 如何维持并激发与人类认知紧密相连的创造性和自发性(Benbya et al., 2021)。此外, 人工智能的不断发展及其对人类领地的广泛侵占, 也可能会引发知识型员工一系列的心理变化。当人工智能越来越多地接管传统上被视为以人类为中心的任务时(Susarla et al., 2023), 知识型员工可能会开始反思自己与机器之间的差异, 并寻求维护自己独特的职业价值(Strich et al., 2021)。当前的人工智能不仅作为信息处理工具, 更展现出其强大的适应性、创造性和智能水平(Brem et al., 2023)。随着 DeepSeek、ChatGPT 等先进模型在多领域展现出变革性能力, 员工对职业前景的担忧与规划需求日益凸显(Bajohr, 2022)。因此企业在

引入人工智能的同时,也需要关注员工的心理和行为变化。同时人工智能不仅局限于个体层面的应用,更在组织层面上推动了企业数智化进程,助力企业创造新价值(Favoretto et al., 2022)。以往企业层面的数智化研究多集中在对企业绩效(Fabian et al., 2023)、敏捷性(Rozak et al., 2022)、服务化战略(Favoretto et al., 2022)和供应链弹性(Shi et al., 2022)等方面的影响。然而作为企业数智化转型的核心参与者,员工的工作体验及其对留任意愿的影响机制,在当前研究中尚未得到充分探讨。

综合当前实践中的关注点和理论探索的呼吁,本研究将深入探究人工智能对知识型员工的影响。可持续的工作通常涵盖“有所作为”以及“自我实现”(Lips-Wiersma & Morris, 2009),基于此,本研究将从工具性和人本性视角探究人工智能对知识员工的赋能和激活路径。具体而言,我们拟解决以下问题: (1)详细剖析人工智能对知识型员工在工具性(instrumental)层面的影响。我们将从工具性角度探究人工智能作为知识型员工的实用助手如何影响知识型员工的创造力。尽管人工智能可以承担许多常规性的行政协调和控制工作,但在创新过程中,知识型员工的经验、专业技能和人际交互等仍然不可或缺。人工智能的核心作用在于为人类提供海量的信息资源,并作为人类思考过程的有力替代,因而本研究旨在从促进信息整合利用与思维能力重塑的双重视角,深入剖析人工智能赋能知识型员工创新过程的影响机制,致力于揭示其可能存在的“双刃剑”效应;同时将考察人机互动中潜在的互补因素,包括个体的领域知识和人际互动水平。(2)探究人工智能对知识型员工在人本性(humanistic)层面的影响。我们将从人本性角度探索人工智能能否促使知识型员工更加关注自身需求和发展,在心理需求、职业前景、工作幸福感等方面对员工产生显著影响。本研究将探究人工智能在个体和组织两个层面上的运用,如何影响知识型员工的心理需求变化和工作体验,进而对他们的离职或留任决策产生影响;同时还将挖掘能够增强员工与组织之间嵌入性的潜在情景因素。本研究旨在引导组织在推动技术进步的同时,充分关注员工可持续发展和整体福祉,为构建公平、和谐且可持续发展的智能社会做出贡献,推动组织在变革中迈向更加人性化和可持续的未来。

2 国内外研究现状及发展动态分析

2.1 人工智能、人工智能与员工交互的内涵

人工智能起源于哲学、数学、计算、心理学和神经科学,旨在让机器像人类一样思考(Kumar & Thakur, 2012)。对于人工智能的定义,学界存在着多种表述。有观点认为,人工智能是由算法和软件程序构成的系统所展现的能力,这些系统能从数据源中识别、解释、洞察

和学习以达成特定的目标和任务(Chowdhury et al., 2023)。另有定义指出,人工智能是系统执行类似人类思维的认知功能的能力,这些功能包括感知、推理、学习、与环境交互、解决问题、做出决策,甚至展现出一定程度的创造力(Rai et al., 2019)。以往数字技术主要影响的是有明确步骤序列的“常规”工作(Tang et al., 2022),而非创造性任务。随着先进人工智能技术的出现,这一模式正在转变,生成式人工智能能够在产生想法和灵感方面为知识型员工提供前所未有的协助(Jarrah, 2019)。此外,人工智能技术的飞速发展也推动了人工智能代理的进步,这些代理具备与人类相似的语音或文本交流能力,正逐步改变着传统的人际交流环境(Dennis et al., 2023),使得人机交互更为自然和便捷。综合来看,目前学界和业界的普遍共识是,人工智能将彻底颠覆组织的运作方式和任务的执行模式。

在组织情境中,人工智能与员工交互包含两种方式:“人工智能-员工自动化”和“人工智能-员工互动化”。人工智能-员工自动化是由机器替代员工进行任务执行,强调机器的自动化处理;人工智能-员工互动化强调人工智能对员工能力的增强(augmentation)或提升(enhancement)而非替代,表现为人与机器的紧密互动和能力互补(Paul et al., 2022)。学界普遍认为,人工智能的核心价值并非完全替代人类劳动,而在于通过任务协同实现人类工作效能的系统性增强。这种理念被称为“保持人类介入(keep humans in the loop)”(Melville et al., 2023)。实现人工智能与知识型员工的互动,可以推动高复杂性工作活动的顺利开展(Shepherd & Majchrzak, 2022)。人工智能将显著拓展知识型员工的高阶任务边界(World Economic Forum, 2018),通过自动化常规工作环节,使其认知资源能够更专注于需要深度思考与创新突破的战略性领域。通过有效利用人工智能技术,员工有望专注于具有战略意义和价值的工作,从而提升其工作价值和职业满足感。同时,人工智能还可以为员工提供个性化的支持,帮助他们更好地发挥自身潜力和实现职业发展。

2.2 人工智能给员工带来的工具性影响研究

人工智能在工作场景中的引入主要体现为对员工技术辅助的工具性作用。研究集中于人工智能如何通过自动化、数据分析和决策支持等功能赋能员工,并对其工作效率、任务执行方式以及职业角色产生影响。多数研究采用案例分析法,探索不同工作场景中人工智能的实际应用效果及其带来的复杂变化。这些研究揭示了人工智能在工具性方面的正面效应与潜在挑战。

首先,工作场景中人工智能的使用会给员工带来积极的工具性影响。人工智能的引入为许多行业的员工提供了有效的技术支持,显著提升了工作效率和任务完成质量。(1) 人工智能能够增强部分员工的专业能力。如: Sergeeva 等(2020)对医疗手术团队的长期观察发现,

手术机器人的加入增强了手术团队成员的视觉感知,但同时削弱了他们的触觉感知。(2)人工智能能够解放员工的重复性劳动。如: Spring 等(2022)对使用人工智能系统的两家律师事务所和两家会计事务所进行了案例研究,结果表明人工智能的使用能将专业人员从繁琐重复的任务中解放出来,使他们能够将专业知识应用于更广泛的领域,提升核心专业服务质量并促进服务向更高价值的咨询工作延伸。(3)人工智能能促进员工的创造力。如: Jia 等(2024)在一家电话营销公司的实地实验发现,人工智能可以帮助产生更多的销售线索,这会增强员工在后续销售说服过程中回答客户问题的创造力,进而提升了员工的销售额,且这种影响在高技能员工身上更为明显。

然而,工作场景中引入人工智能在工具性方面也存在潜在挑战。尽管人工智能在工具性方面展现出许多优势,但其引入也可能带来一系列挑战和负面效应。(1) 员工抗拒新工作范式。如: Jussupow 等(2021)观测发现,在判断是否接受算法建议时,外科医生倾向基于自己对算法的信念而非实际数据来做出判断,会出现未充分搜集信息后草率地做出判断的情况。Pachidi 等(2021)观察到,销售员工不愿接受人工智能带来的新工作实践范式,为了保持他们原有的实践范式,他们只是象征性地接受了人工智能的预测。但是,这种假装服从却给技术变革推动者展现出了一种看似良好的可行性结果,最终导致这些员工被人工智能完全替代。Liu 等(2024), Commerford 等(2022)和 Kawaguchi(2021)的研究也分别表明,在拼车、审计和贩卖机装填三个行业,员工都存在对于算法的天然厌恶,更倾向于根据自己的经验或是其他人的看法做出判断,而不是采纳人工智能的建议。(2) 人工智能缺乏情境适配性。如: Lebovitz 等(2022)指出人工智能开发人员对放射科医生的专业情境知识和实践理解不足是放射学中人工智能应用面临的主要障碍。(3) 人工智能功能不完善。如: Einola 等(2024)基于媒体咨询行业的案例研究发现,当拟人化人工智能功能尚不完善时,其欠佳的表现容易引发员工的挫败感和愤怒情绪。(4) 人工智能导致员工技能退化。如: Rinta-Kahila 等(2023)对一家会计师事务所进行的案例研究发现,自动化的日益依赖会助长自满情绪,削弱工人对工作任务的专注力,从而导致技能退化。

综上所述,工作场景中引入人工智能在工具性方面展现出了复杂的影响。这表明,在推动人工智能在工作场景的应用时,不仅要持续提升技术水平以充分发挥其工具性优势,还需深入研究员工与其互动和使用的方式,促进二者深度融合,最大化发挥个人与技术协同合作产生的效能。

2.3 人工智能给员工带来的人本性影响研究

人工智能在工作场景中的引入不仅改变了员工的工作方式,也对员工的心理状态、行为模式以及职业角色认同产生了深远的影响。现有研究揭示了人工智能在员工人本性层面的正向影响与负面影响,体现了人工智能赋能与员工心理动态之间的复杂关系。

首先,工作场景中人工智能的使用会给员工带来积极的人本性影响。人工智能在人本性方面的正向影响主要体现在其对员工心理支持、角色认同以及任务绩效的积极促进作用。

(1) 人工智能能增强员工专业角色的认同度。如: Strich 等(2021)基于对金融行业从业人员访谈的质性研究表明,人工智能依赖型员工会将人工智能使用视为增强工具,进而强化其对自身专业角色的认同。(2) 人工智能有助于降低工作中的冲突感。如: Dennis 等(2023)的实验研究结果表明,员工普遍认为人工智能在能力和诚信方面超越了人类同事,人工智能可以降低员工在工作环境中感受到的冲突感,但人工智能相比人类的仁爱程度更低。

其次,工作场景中引入人工智能对于员工人本性方面存在负面效应。尽管人工智能在人本性层面展现出积极作用,但其引入也带来了许多值得关注的负面效应,主要集中在员工的心理健康、职业安全感以及行为反应等方面。(1) 人工智能引发员工抵触情绪与不合作行为。如: Kellogg 等(2020)提到,员工身处智能系统中随时受到算法和设备的限制,会导致他们产生抵触情绪,展现出不合作的行为或与算法进行博弈。Möhlmann 等(2021)以 Uber 司机为研究对象,讨论了算法控制产生的紧张关系以及遵循市场或组织形式的应对措施。杜宇骁等(2023)的定量模型揭示了人工智能引入给员工带来的双重影响。一方面,人工智能引入可以提高整合配置数据的能力,有效降低合作的成本,促进员工与人工智能合作;另一方面,其带来的全方位管制也可能激起员工的反抗,引起非合作行为或行为反转。值得注意的是,这种反应机制在劳动密集型和技术密集型工作之间存在显著差异。(2) 人工智能导致员工情绪耗竭。如: 孙锐等(2024)通过问卷调查发现,感知算法控制对零工工作者的情绪耗竭有显著影响,合法性判断在其中起中介作用,对人工智能风险的认知加强了感知算法追踪评估对隐私合法性判断的负面影响。(3) 人工智能加剧员工社交剥夺感。如: Tang 等(2023a)的实证研究显示,由于和人工智能交互带来的社交剥夺感,员工会主动追求社交联系并主动增加帮助其他员工的行为。研究还发现,与人工智能合作所引发的孤独感可能会对员工的心理健康产生负面影响,如导致失眠和酗酒行为。(4) 人工智能威胁员工自尊。如: Tang 等(2023b)通过经验取样和模拟实验展示了对人工智能的依赖会通过威胁员工的自尊进而降低任务绩效。(5) 人工智能对员工专业角色认同产生影响。如: Strich 等(2021)基于对金融行业从业人员访谈的质性研究表明,自我依赖型员工会将人工智能视作自身专业角色身份的威胁。(6) 人工智

能给员工带来不安全感。如：Yam 等(2023)的研究表明, 人工智能带来的压力和不安全感会导致员工离职或在工作场所中对其他员工做出不文明行为。

综上所述, 工作场景中引入人工智能对员工的人本性方面产生了深远的影响, 甚至很多的负面影响。为了充分发挥人工智能技术的积极作用, 同时减少其负面效应, 企业和管理者需要关注员工的心理需求和人本性方面的变化, 促进员工的心理健康和职业发展。

2.3 研究述评

通过全面回顾人工智能在组织中与员工交互的现有研究, 并响应学者们对于更全面、平衡和系统了解员工如何看待及应对人工智能带来变革的呼吁(Bankins & Formosa, 2023), 为实现人工智能与组织的有效融合, 并起到赋能和激发知识型员工的作用, 有必要对以下两个关键领域进行更深入的探索。

第一, 人工智能对知识型员工的工具性(instrumental)支持存在碎片化特征与系统性不足。现有研究大多采用案例研究和实验研究, 我们对人工智能如何具体赋能知识型员工以及可能带来的正负面作用仍缺乏深入且全面的了解。因此, 亟需系统探究人工智能对知识型员工工作效能的影响机制及作用边界, 以弥补现有理论空白。现有研究关于人工智能对劳动密集型员工的赋能和控制着眼较多, 缺乏对人工智能与知识密集型员工协作的整体认识。因此, 有必要在厘清相关概念的基础上, 探究知识型员工如何通过人工智能这一助手实现自身信息使用、认知与创新等能力的提高, 这将为人工智能与知识型员工的有效协同提供思路。另外, 少有研究系统性地覆盖知识型员工应如何发掘并发展自己独特于人工智能的技能。厘清与人工智能相比知识型员工所具有的独特价值, 能够为知识型员工在职场调整工作方式指明方向, 同时为避免认知功能和思维能力退化等负面影响提供思路。尤其值得一提的是, 现有文献中缺乏实证探讨在与人工智能合作的过程中, “人机交互”与“人人互动”的差异和互补作用, 以及人类经验和领域知识的独特价值。探索这些因素的边界作用, 可以为组织规避知识型员工过度依赖人工智能的风险带来启发, 使组织能更平衡、更有效地使用人工智能, 让其成为人类补充而非取代人类。

第二, 当前研究在探讨人工智能对知识型员工的人本性(humanistic)影响方面存在明显不足。无论是个人层面的应用还是企业层面的部署, 人工智能都在重塑知识型员工的心理体验和工作感受。然而, 现有研究主要聚焦于人工智能对员工心理的负面影响, 如工作不安全感 and 疲劳感增强(Yam et al., 2023)、对技术弊端的沮丧和愤怒(Einola et al., 2024)、孤独感(Tang et al., 2023a)、流程满意度降低(Dennis et al., 2023)、自尊降低(Tang et al., 2023b)等, 忽视了其潜在的激励作用。后现代主义社会鼓励个人为其自身发展承担起全部责任(Guichard

et al., 2012)。因此, 从人本角度出发, 探究人工智能如何激发知识型员工的潜能成为当前研究的重要缺口。与此同时, 企业层面人工智能的应用, 特别是企业数智化对员工工作心理影响的系统性研究也显得尤为匮乏。已有研究主要关注数智化对企业层面结果的影响(Fabian et al., 2023; Martín-Peña et al., 2019), 但员工作为这一过程的关键体验者, 其受到的影响尚未得到充分关注。特别是在企业数智化背景下, 对员工工作感受和职业前景感知的研究相对稀少。过往对员工工作感受的研究通常集中在工作环境、领导与同事关系等传统组织环境中的因素(Peters et al., 2014; Reiche et al., 2011; Yang et al., 2020)。然而随着组织层面数智化的深入推进, 其对员工工作感受的影响也日益凸显, 但这方面的探讨和研究尚需丰富。

3 研究构想

本研究旨在通过包含四个子研究的两部分研究深入分析和探索人工智能如何有效促进知识型员工工作能力的提升, 并助力他们追求更高层次的自我实现。第一部分研究聚焦人工智能使用对于知识型员工的工具性(*instrumental*)影响。人工智能赋能知识型员工, 使其更容易展现创造力。利用人工智能的最大特点—提供信息和取代认知分析—探究其如何影响员工的创造力。研究 1 中基于信息整合理论, 探究人工智能使用频率依次通过信息获取丰富度、知识整合促进知识型员工创造力的影响机制, 同时考察员工个人领域知识的边界条件。研究 2 基于创造力过程理论, 探究人工智能使用频率通过思维能力重塑(发散型思维和聚合型思维)的“双刃剑”效应影响知识型员工创造力的机制, 同时考察员工在工作中人际互动水平的调节作用。第二部分研究聚焦人工智能使用对于知识型员工的人本性(*humanistic*)影响。人工智能能激活知识型员工, 使其更倾向于思考未来的发展。基于工作嵌入理论, 差的工作起到推力的作用, 引发员工离职意向; 好的工作起到拉力的作用, 增加员工留任意愿。研究 3 基于保护动机理论, 探究人工智能使用频率通过降低知识型员工职业发展前景感知而产生离职意向的影响机制, 同时考察员工职业自我实现需求的调节效应。研究 4 基于工作嵌入理论, 探究企业实施的流程数智化和产品数智化是否通过影响知识型员工的工作乐趣和职业前景感知从而会影响其留任意愿, 并考察员工自身数字技能的边界效应。这两部分研究旨在探索人工智能时代知识型员工实现“有所作为”与“自我实现”的影响路径。整体研究框架如图 1 所示。

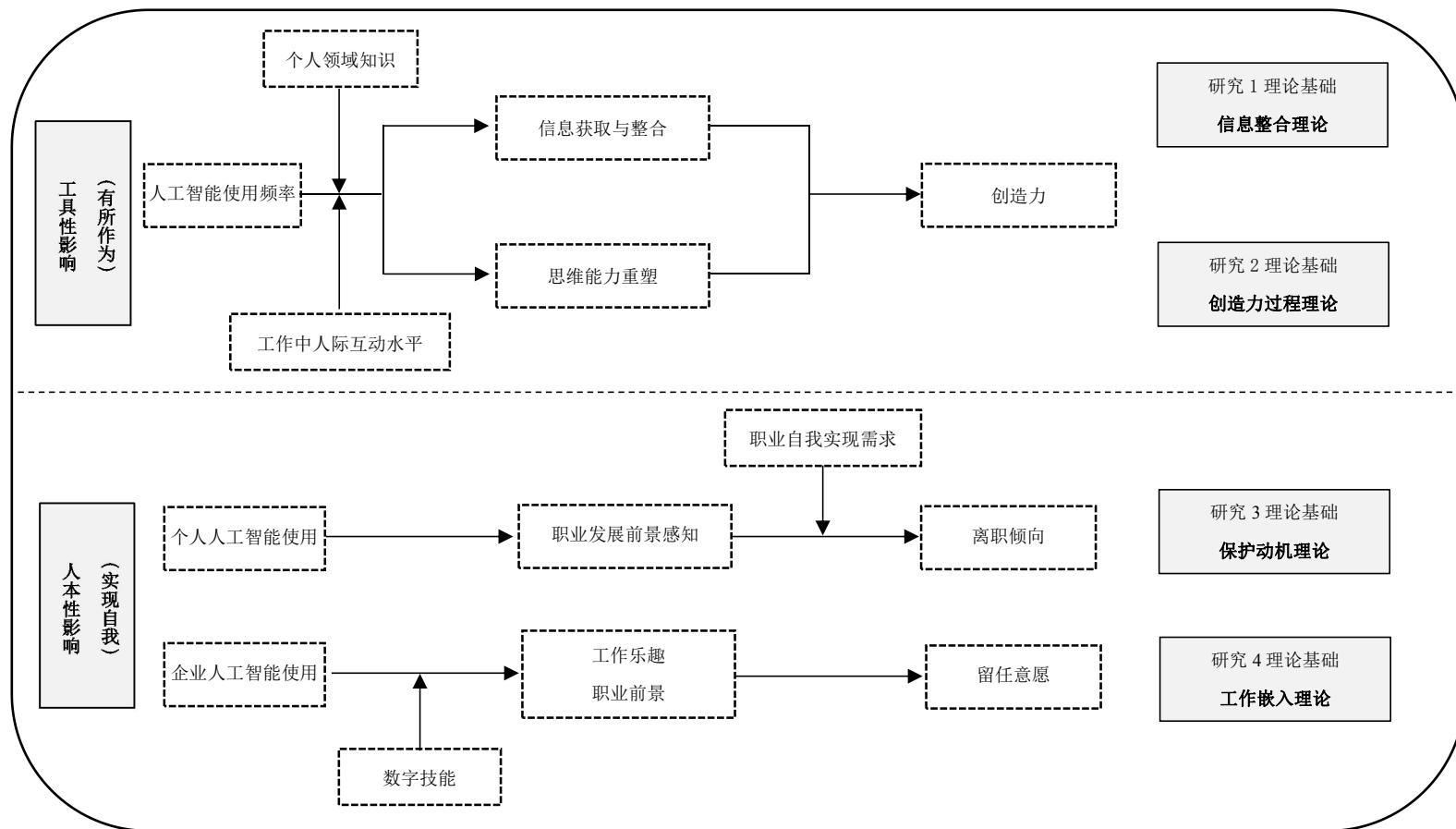


图1 本研究的总体理论框架

3.1 第一部分: 人工智能使用对于知识型员工的工具性(instrumental)影响

3.1.1 研究 1: 从信息利用的角度考察人工智能的工具性影响

基于信息整合理论(Information Integration Theory), 研究 1 旨在探究人工智能使用频率依次通过信息丰富度、知识整合来促进知识型员工创造力的影响机制, 同时考察员工个人领域知识的边界条件。信息整合理论旨在解释个体如何加工和整合各种信息, 以形成全面的认知和决策(Anderson, 1971; 1981)。信息整合理论的核心理念在于个体从外界获得信息, 然后将这些信息整合起来形成最终的综合性判断。该理论强调个人先前积累的信念、信息或知识会影响对新信息的解释和权重赋予(Anderson, 1971; 1981)。根据信息整合理论, 个人遇到的新信息与旧信念或知识结合, 从而促进新观点的形成或知识的发展(Zahedi & Song, 2014)。

在本研究中, 人工智能是个体的信息来源, 知识型员工利用人工智能获得所需的丰富信息。使用人工智能可以增强知识型员工的技术“信息化”能力, 即通过技术提升对综合的、更有意义的信息(通常是跨领域的)的获取能力, 进而产生新见解(Jarrahi, 2019)。员工信息获取丰富度(information richness)是指员工所获取的信息在多个维度上展现出的丰富特性, 包括信息的全面性、普适性、交互性、相关度以及跨领域的多样性等(Oliveira & Roth, 2012)。这一概念不仅仅意味着庞大的信息数量, 更在于信息的高质量 and 深度, 能够涵盖某一主题的所有关键方面。这种信息对于员工来说是一种宝贵资源, 为他们提供完成工作所需的关键知识和独特见解。人工智能技术的出现彻底改变了传统的信息检索和处理方式。借助其复杂的算法和庞大的数据集, 人工智能能够为员工提供精确、高质量且具有时效性的信息(Dwivedi et al., 2023)。人工智能的优势不仅在于其背靠庞大的数据库, 还在于其具备跨多个领域的信息整合能力。与人类相比, 人工智能在处理和分析大量数据方面的能力更为出色, 能够无缝地融合来自不同领域的信息, 揭示出人类认知难以察觉的复杂图景, 并提供独特的见解和解决方案(Davison et al., 2023)。考虑到人工智能在信息提供方面的巨大潜力, 我们认为随着员工越来越频繁地使用人工智能, 其获得的信息将更加丰富和多样。

H1: 人工智能使用频率与员工的信息获取丰富度呈正相关关系。

信息整合理论强调个体获得信息后会对其进一步整合从而产生价值(Anderson, 1971; 1981)。知识整合(knowledge integration)是将各种领域的信息(包括通识知识、专业知识)整合到现有的实践中, 以提高工作成效的过程(Eisenhardt & Martin, 2000)。知识整合本质上包括对不同的信息片段的综合和连接(Okhuysen & Eisenhardt, 2002), 是基于信息视角的知识重塑与再生。信息丰富度不仅仅是指信息的数量, 还包括信息的多样性、相关度和多领域性(Oliveira & Roth, 2012), 这为新知识与已有信息的整合奠定了坚实基础(Grant, 1996)。接触

多样化的知识可以帮助员工在不同的领域之间建立联系,并提供了将更多知识组合利用的可能性(Singh & Fleming, 2010)。此外,丰富的多领域信息提供了与特定问题相关的不同观点和见解,这种信息广度和深度使员工能够整合不同视角,从而促进他们对问题的整体理解并得出新的结论(Arts & Fleming, 2018)。因此,获得信息的丰富度将促进员工知识整合。

H2: 员工的信息获取丰富度与知识整合呈正相关关系。

根据信息整合理论,个人对新信息的整合促进新观点或知识的产生(Zahedi & Song, 2014)。创造力被定义为个人产生新颖且有利的想法的行为(Amabile, 1988),其在很大程度上依赖于知识整合的能力(Teodoridis et al., 2019)。若要成功实现创造,就必须结合和应用各种互补的专业知识,以创新的方式解决工作中的具体问题(Tell, 2011)。具体来说,知识整合涉及将各种不同来源的知识结合起来,形成更深刻的见解(Mitchell, 2006)。这一过程会对不同观点进行比较,从而完善对当前问题的认识和全面理解(Arts & Fleming, 2018)。知识整合的过程还能提高员工感知、评估、解释和应对新机遇、新威胁的能力(Alavi & Tiwana, 2002),帮助员工探索新的可能。通过全面整合相关要素和识别问题之间的潜在关系,可以促进原创想法的产生(Levina & Vaast, 2005)。因此知识整合有助于提升员工创造力。

H3: 员工的知识整合与创造力呈正相关关系。

综上所述,随着人工智能工具使用频率的增加,知识型员工能够更广泛地获取各种信息,提升信息获得的丰富度;而这些丰富的信息又为员工提供了更多的知识元素和灵感来源,促进了知识的有效整合,帮助他们在工作中提出新颖的想法和解决方案。因此,人工智能的使用频率依次通过员工的信息获得丰富度以及知识整合的提高与员工创造力之间呈现出一种正相关关系。

H4: 员工的信息获取丰富度和知识整合依次链式中介人工智能使用频率与创造力之间的正相关关系。

同时,基于信息整合理论,个人的领域知识作为一种个体先验信息和知识积累的体现,有助于帮助个体更好地理解、判断和整合从人工智能获得的信息,最终形成解决问题的新想法(Anderson, 1971; 1981; Zahedi & Song, 2014)。因此我们将个人领域知识作为影响人工智能使用促进员工创造力的关键调节变量。虽然知识型员工与人工智能工具的频繁交互有可能提供丰富的信息和知识,从而促进知识整合,但最终效果可能取决于员工的领域知识水平。员工的领域知识(individual domain knowledge)涉及他们对如何执行工作任务的理解(Jia et al., 2024)。仅仅收集信息并不能实现知识整合,因为信息必须被吸收内化并与个人现有的知识框架相融合(Sankowska & Söderlund, 2015)。员工掌握的领域知识是技能和实践经验的积累,

随着领域知识的积累, 员工对工作的重要特性以及不同特性间的关系产生了更为深刻的理解 (Chen et al., 2022)。拥有高水平领域知识的员工能够更有效地识别新信息与现有知识之间的关联, 以及新信息与总体目标的关联。这使他们能够有效地将最相关的信息整合到现有实践中 (Cohen & Levinthal, 1990)。相反, 对于领域知识了解有限的员工, 信息丰富度对知识整合的促进作用会减弱。这是因为尽管此类员工可以获得丰富的信息, 但他们可能难以区分出最相关和最有价值的部分, 并可能不清楚如何将新知识应用于工作环境。因此我们认为, 个人领域知识在信息丰富度与知识整合的关系中起着调节作用。

H5: 员工个人的领域知识正向调节信息获取丰富度和知识整合之间的关系, 并进而调节人工智能使用频率通过员工的信息获得丰富度、知识整合与创造力之间的正相关关系。

综上, 研究 1 的理论框架如图 2 所示。

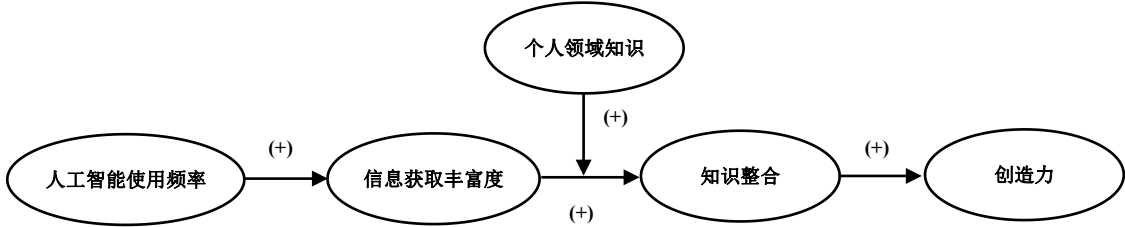


图 2 研究 1 的理论框架图

3.1.2 研究 2: 从思维能力的角度探究人工智能的工具性影响

基于创造力过程理论(theories of creative process), 研究 2 将探讨人工智能使用频率通过影响思维能力从而对员工创造力产生双刃剑效应, 同时考察员工在工作中的人际互动水平的调节作用。创造力过程理论强调了影响创造力形成的两个关键认知途径: 发散性思维和聚合性思维(Guilford, 1968)。发散性思维侧重思维的广度, 强调基于多样化信息生成多种想法的能力; 聚合性思维则强调思维的深度, 专注于想法的精细化和优化。有价值的新想法往往是在两种认知模式的交替迭代中产生的, 发散思维和收敛思维在培养创造力方面都起着至关重要的作用(Berg, 2016; Kilgour & Koslow, 2009; Müller-Wienbergen et al., 2011)。

人工智能使用频率可能提升创造力过程中关键的发散性思维。人工智能, 特别是生成式人工智能, 将网络上的几乎所有内容纳入其训练数据集, 显著降低了获取知识的成本 (Susarla et al., 2023)。它允许用户提出任何问题, 并为他们提供答案, 从而方便用户快速获取信息和知识 (Dwivedi et al., 2023)。除文本外, 生成式人工智能算法还能处理图像或音频等各种类型的数据源, 从而大大丰富了员工的信息检索方式, 这对于人脑来说是完全无法实现的 (Brem et al., 2023)。发散型思维(divergent thinking)侧重思维的广度, 涉及意识到并开放地接受新信息, 再基于多样化信息生成多种想法的能力 (Guilford, 1968)。它强调个体超越熟悉领域内固定

的、习惯性的信息来源,从不同领域汲取更广泛的信息,并以新颖的方式将这些信息组合在一起。人工智能可以帮助员工从更广阔的视角检索信息、看待问题、探索各种解决问题的方法,并向外部市场参与者和最佳实践学习(Fui-Hoon Nah et al., 2023)。通过这一过程,员工可以对问题产生全面了解,并整合外部知识,以支持发散性地设想各种潜在的解决方案(Lowik et al., 2017)。此外,除了呈现互联网上的现有信息外,如今的人工智能还具有生成特性,可以提供新的信息和概念(Dwivedi et al., 2023)。这能够拓展员工思维过程,帮助其发现新的信息,并获得组合信息方式的新思路。总之,考虑到人工智能的这些能力,我们假设人工智能的使用与员工的发散型思维呈正相关。

H1a: 人工智能使用频率与发散型思维呈正相关。

发散型思维过程支持不同信息的联系与整合,是创新想法发展的重要基础(Guilford, 1968)。这种思维有利于整合所获得的外部知识与内部资源(Cui et al., 2018),通过提供多视角的见解,激活创新想法(Madjar, 2005)。此外,发散型思维还能帮助员工识别出不同想法、观点和知识之间的独特联系,从而促进知识的创造性重组并进一步激发创造力(Tiwana & McLean, 2005)。综上,员工的发散型思维与其创造力之间存在正相关关系。人工智能使员工能够广泛地获取并在不同知识之间建立联系,从而提升他们的发散型思维,这种思维作为员工产生创新想法的必要基础,在人工智能使用与创造力之间起到重要的桥梁作用。

H1b: 人工智能使用频率通过增强发散型思维进而提高创造力。

人工智能使用频率可能抑制创造力过程中关键的聚合性思维。聚合性思维(convergent thinking)是一种通过深入、系统且专注地分析问题,从而推理寻求具体、准确且有效解决方案的认知模式(Guilford, 1968)。这种思维对于发现高质量且创新的解决方案非常关键,同时对人们所花费的认知心力要求也较高(Zhang et al., 2013)。鉴于认知资源是有限的,认知心力也是昂贵的(Ye & Kankanhalli, 2017),因此员工可能会依赖人工智能来加工和完善想法。在考量潜在构想时,人们可以输入关键问题、概念和论点,人工智能即可快速提出想法并评估(Eapen et al., 2023),从而减轻员工在多个选项间进行评价和比较的认知负担(Eapen et al., 2023; Susarla et al., 2023)。受到这种便利的诱惑,员工可能会越来越依赖人工智能来自动完成认知加工任务。然而,这种依赖可能会导致他们被动接受信息,而非进行持续和深入的认知加工(Newell & Marabelli, 2015)。这可能会导致员工的认知效能下降,损害其进行深度、系统和专注思考的能力(Benbya et al., 2021)。因此,人工智能使用可能会削弱员工进行聚合型思维的动力和能力。

H2a: 人工智能使用频率与聚合型思维呈负相关。

聚合型思维使得员工深入理解和评估潜在想法,找出优缺点并进一步思考改进措施和解决方案,在创造过程中起着至关重要的作用(Guilford, 1968; Zhang et al., 2013)。聚合型思维水平高的员工能够高效、细致地处理和分析备选想法,发现不同观点之间的异同,并识别所处理信息中可能存在的错误和矛盾之处(Guilford, 1968; Zhang et al., 2013)。这种深层次的认知加工使员工能够扎实地理解内容,抓住不同观点的本质,推理出准确而具有可行性的创新解决方案(Mannucci & Perry-Smith, 2022)。具有高水平聚合型思维的员工更有可能对潜在的想法形成准确和全面的理解,进而将这些想法从模糊的概念转变为更清晰的形式(Perry-Smith & Mannucci, 2017),提出真正新颖且有价值的想法。综上,员工的聚合型思维与其创造力之间存在正相关关系。考虑到人工智能会削弱员工的聚合型思维,因此聚合型思维在人工智能使用与创造力之间起中介作用。

H2b: 人工智能使用频率通过降低聚合型思维进而损害创造力。

根据创造力过程理论,来自他人(如客户或同事)的输入可以作为有效刺激,影响思维能力(Müller-Wienbergen et al., 2011)。使用人工智能对发散型思维和聚合型思维的作用效果可能受到员工工作中人际互动水平的影响,即员工在工作中与他人围绕工作任务进行交互和沟通的程度(Morgeson & Humphrey, 2006)。人工智能给出的信息或方案可能是不充分和不完善的,因为它无法收集所有方面的数据和信息(Susarla et al., 2023)。与同事相比,人工智能系统在“提供引人入胜的用户社交体验”的能力方面存在不足(Tang et al., 2023a)。当员工经常与他人进行工作任务相关的互动和交流时,他们可以从各种来源获得信息和观点,这些多样化的信息可以对人工智能产生的见解形成补充,从而增强个人的发散型思维(Fügener et al., 2021)。此外,员工还可以在与他人的工作任务相关互动中了解自己的想法如何被他人所看待,并发现新的信息组合视角,从而基于人工智能提供的信息进行更高质量的发散性思考(Pakarinen & Huising, 2024)。通过与他人讨论和交流工作任务,员工还能更深入地理解人工智能输出的结果,更有效地基于实践需求将这些信息进行结合,提升他们的发散型思维。因此,人工智能使用和发散型思维的正相关关系会受到工作中人际互动的正向调节。

H3a: 工作中人际互动调节人工智能使用频率与发散型思维之间的关系,工作中人际互动水平越高,正向关系越强。

工作中人际互动也可能缓解人工智能的使用对聚合型思维的负面影响。首先,工作中人际互动可能为员工提供符合项目实践情境和实际工作经验的宝贵信息和建议,使员工能够意识到人工智能方案的局限性,并促使他们投入更多认知努力进行改进,因此缓解人工智能使用对聚合性思维的不利影响。人工智能提供的信息是基于预设的算法和模型生成的信息,通

常是通过处理大量的历史数据和模式识别来产生的,反映的是普遍趋势或平均意见(Doshi & Hauser, 2024; Susarla et al., 2023)。然而,这类信息可能会缺乏与现实工作情境的深度关联,或者对复杂情感和社会背景的敏感度较低。与此不同,工作中人际互动能够提供更加符合实践情境的信息、隐性知识(如基于实际工作经验的宝贵洞见)和非语言线索(如肢体语言、表情和眼神等),这些情境化和社会化的信息在工作中尤为重要(Holste & Fields, 2010)。在通过工作中人际互动接触这些信息后,员工能够识别人工智能提供的方案可能存在的不足,并在此基础上结合工作中人际互动中获得的信息进行改进。同时,这些信息往往难以像人工智能生成的信息那样以低成本的方式快速理解和掌握,员工需要投入更多的认知努力来理解和内化这些信息。这种对人工智能提供方案的不满和额外的认知投入有助于减少员工直接依赖人工智能输出的倾向,帮助员工保持独立和深度的思考。

其次,与人工智能提供完整解决方案不同,工作中人际互动通常提供线索型的信息和反馈,这鼓励员工在人工智能给出信息的基础上做进一步思考。在工作中人际互动中,他人的反馈通常并非以完整答案的形式出现,而是可能通过提示、建议或启发性的信息引导员工进一步探索(Carnabuci & Diószegi, 2015; Rhee & Leonardi, 2018)。这些线索性信息可能激发员工的好奇心和深入思考,促使他们在反思过程中形成更为独立和创新的见解。这使得员工不完全依赖或全盘接收生成式人工智能生成的内容,而是对问题做更深入、更完善的考量。这一过程减少了员工对人工智能自动化输出的依赖,缓解了人工智能使用可能带来的思维惰性和认知浅层化问题。

此外,工作中人际互动中可能出现的争论和相互挑战也有助于激发员工对人工智能生成结果的质疑,并促使他们进行更加妥善的思考。在人际讨论中,他人可能给出不同的评价和意见,员工在回应时往往需要保持高度认知参与和深度思考(Miron-Spektor et al., 2011)。这些不同看法和员工自己的思考过程可能挑战人工智能所给出的结果,帮助员工发现生成式人工智能可能忽略的细节和角度。这促使员工质疑或验证人工智能生成的结果,以及提示员工从不同角度对问题进行更妥善的考虑。总之,工作中人际互动中可能出现的争论会推动员工更全面、深入地考虑问题,避免依赖人工智能的自动化答案,进而促使他们进行更加独立和批判的思考。

综上所述,人工智能和工作中人际互动作为两种不同的信源,在信息内容、获取信息的成本和理解信息的成本等方面存在显著差异。工作中人际互动提供情境化的反馈、线索型的信息和挑战性的观点,有助于缓解人工智能在自动化过程中可能带来的认知浅层化和思维惰性問題。因此我们提出:

H3b: 工作中人际互动调节人工智能使用频率与聚合型思维之间的关系, 工作中人际互动水平越高, 负向关系越弱。

综上, 研究 2 的理论框架如图 3 所示。

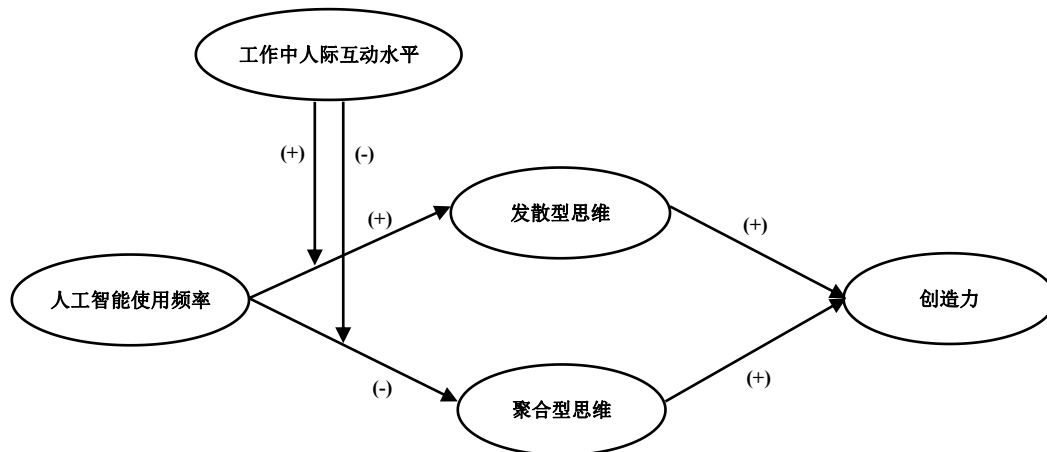


图 3 研究 2 的理论框架图

3.2 第二部分: 人工智能使用对于知识型员工的人本性(humanistic)影响

3.2.1 研究 3: 从自我实现需求的角度探究人工智能的人本性影响

基于保护动机理论(protection motivation theory), 研究 3 旨在探究人工智能使用频率通过职业发展前景感知对于员工离职意向的影响, 同时考察员工职业自我实现需求的调节效应。保护动机理论描述了个人在面临潜在威胁时所经历的心理过程, 阐明了个人如何采取保护行动来应对环境中的威胁(Rogers, 1975)。该理论概括了用于解释和预测个体行为的三个阶段, 即信息源、认知过程和应对行为(Rogers, 1975)。具体来说, 来自个人或环境因素的威胁信息会启动认知过程(Rogers, 1975), 这个过程包括评估威胁因素和应对策略, 从而产生保护动机(Mou et al., 2022)。在这种动机的驱动下, 个体随之会采取应对行为(Rogers, 1975)。在职场环境中, 人工智能的应用可能被视为一种威胁源, 促使员工重新评估自身职业前景并可能影响其留任或离职决策。

根据保护动机理论(Rogers, 1975), 随着员工在工作中频繁使用人工智能并认识到其对自身工作内容的渗透(威胁源), 员工可能感到自身职业发展前景存在威胁(认知过程)。感知的职业前景被定义为员工对自己在当前职业有机会实现晋升和价值等职业目标的程度的评价(Yang et al., 2020)。随着职场中对人工智能使用频率的增加, 员工对其智能化、自动化及自主学习优化能力的认知加深, 从而可能更深刻地感受到职业发展前景受到威胁(Strich et al., 2021)。例如, 人工智能模型已能够自动执行员工工作中的大量常规任务, 如数据录入、报告生成、内容创作, 甚至能够自主进行图片与视频生成(Chui et al., 2022)。更重要的是, 人工智

能具备跨领域学习和应用能力,其工作效率和适应性甚至可能超越普通岗位员工(Dwivedi et al., 2023)。这些特性使其具备逐步替代人工岗位的可能性(Strich et al., 2021),因而可能让员工感到自己未来职业发展前景受到威胁,包括职业发展受限、未来晋升机会减少甚至岗位面临被取代的风险。同时,人工智能可能深刻改变行业生态,使当前职业路径的可持续性受到威胁。随着人工智能发展和行业结构的调整,过去积累的传统技能可能逐步过时,甚至当前职业可能消失,导致员工在当前职业路径上难以达到预期的职业发展目标,使得员工对自身职业前景的评估趋向悲观。因此我们提出如下假设:

H1: 人工智能的使用频率与职业发展前景感知负相关。

根据保护动机理论,对当前职业缺乏发展前景的认知可能会激发离职作为应对行为。员工对当前职业发展前景的感知直接影响其职业决策(Dobrev & Kim, 2019)。当员工感知到职业前景良好,他们更有可能在当前组织中实现职业目标,例如晋升、能力提升和个人价值实现。相反,当员工认为当前工作的职业前景黯淡时,他们可能会产生消极情绪,进而降低组织承诺并考虑其他职业发展途径(Dobrev & Kim, 2019)。例如,若员工感受到工作单调乏味、缺乏技能提升和知识学习的机会,或是缺乏晋升和发展空间,他们会倾向于重新评估自身职业规划,并可能采取主动离职的方式来规避职业发展受限的风险。研究表明,员工对组织的态度在很大程度上取决于组织是否满足其发展期望(Porter & Steers, 1973)。如果员工认为自身职业发展受阻,他们可能会逐步丧失对当前工作的认同感,产生职业倦怠,进而激发离职倾向。

进一步地,如果员工的职业发展前景感知会激发离职意愿,那么这可能更为适用于那些具备较高职业自我实现需求的员工。根据保护动机理论所强调的应对策略评估原则(Ng et al., 2021a),当员工的职业自我实现需求较高时,当前工作的职业发展前景至关重要。如果他们认为当前组织无法提供足够的发展机会,那么通过离职来寻求更符合其成长需求的职业路径就成为一种更具吸引力的应对策略。职业自我实现需求是指员工在工作中体验到个人成长和自我价值实现的强烈愿望(Maslow, 1954; Porter, 1963)。自我实现感是一种重要的心理状态,它决定了员工对工作的内在兴趣程度(Ryan & Deci, 2000),并深刻影响员工的职业选择(Humphrey et al., 2007)。在自我实现需求驱使下(Deci et al., 2017),那些认为自己的工作缺乏发展前景的员工可能质疑他们当前的雇佣关系,导致员工有意主动更换工作(Mobley et al., 1978)。事实上,对于具有高度自我实现需求的员工而言,如果当前职业的发展前景不佳,员工可能质疑他们当前的雇佣关系,进而离开组织寻找其他能实现职业自我需求的工作机会(Harter et al., 2002)。相反,如果员工的职业自我实现需求较低,即使其感知到的职业前景低,

员工也不会离职,因为离职可能导致一系列成本,例如放弃熟悉的工作环境、中断稳定的收入流、重新寻找和适应新工作等。综上,我们提出以下假设:

H2: 职业自我实现需求调节职业发展前景感知对离职倾向的负向影响;当职业自我实现需求较高时,职业发展前景感知对离职倾向的负向影响更强。

综上,研究3的理论框架如图4所示。

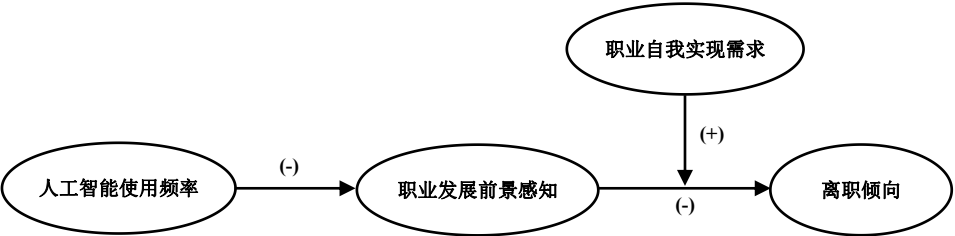


图4 研究3的理论框架图

3.2.2 研究4: 从幸福感的角度探究人工智能的人本性影响

基于工作嵌入理论(job embeddedness theory),研究4旨在探究组织流程数智化和产品数智化通过工作幸福感对于员工留任意愿的影响机制,同时考察员工数字技能的调节效应。根据工作嵌入理论,员工嵌入在当前组织中主要受三种力量影响:感知工作契合、工作中与他人的联系和离职的成本(Mitchell et al., 2001)。尽管对于该理论已有大量研究,但我们对工作嵌入理论的核心构成——感知工作契合的理解仍显不足。尤为关键的是,随着企业数智化持续重塑工作属性,企业亟需探索如何通过提升员工工作幸福感这一关键心理表征来增强组织留任效能。同时,工作嵌入理论强调了人与工作的匹配,本研究进一步关注员工自身数字技能如何调节企业数智化对其工作幸福感及留任意愿的影响。回答这一问题对于增强工作嵌入理论在数智化时代员工留任研究中的适用性和解释力具有重要意义。

根据 Ryan 和 Deci(2001)的研究,关于幸福感有两种主要的哲学观点:享乐主义(hedonism)从避免痛苦和获得快乐的角度来定义幸福感;心盛主义(eudaimonism)强调发挥人的潜能,考虑个人成就、自我实现和自我定位。本研究一方面通过工作乐趣反映享乐主义幸福感的高低,体现了员工对其工作生活质量的评价(Reiche et al., 2011),揭示了他们在工作体验到的放松、舒适和愉悦(Peters et al., 2014)。另一方面通过感知的职业前景反映心盛幸福,体现个人在当前企业中实现个人价值、自我实现和职业发展的潜力(Yang et al., 2020)。

根据工作嵌入理论,组织流程数智化和产品数智化可能通过增强员工工作幸福感(员工工作乐趣和职业前景感知)来增强员工留任的内在动机(Mitchell et al., 2001)。流程和产品是企业技术创新的两大核心领域(Vendrell-Herrero et al., 2023),大多数企业的数智化转型主要围绕流程数智化和产品流程数智化两个方向展开。流程数智化涉及将人工智能等数字技术集

成到操作流程中,以实现自动化数据处理、记录保存、通信、协作、自我决策和优化(刘柏, 鞠瑶蕾, 2025; Yang & Yee, 2022)。通过提高工作效率和降低成本, 流程数智化有可能提高员工的工作享受(Peters et al., 2014)。流程数智化可以通过将工作流程迁移到在线平台来彻底改变工作模式, 使重复性的工作自动化, 降低员工的疲劳程度(Gasparovich et al., 2021; Scharp et al., 2023)。此外, 流程数智化允许员工, 特别是知识型员工, 在线处理任务, 为他们提供更大的自主权、灵活性和对工作的控制力(傅金娣 等, 2025; Lyngstadaas & Berg, 2022)。这可以使员工有效地管理工作、家庭和个人需求, 从而提高员工的工作乐趣(Eck & Axmon, 2013)。同时, 流程数智化将员工从重复性、基础性的工作中解脱出来(刘柏, 鞠瑶蕾, 2025), 使其能够将时间和精力投入到更有价值和成长性的任务和学习中(Gasparovich et al., 2021)。这支持员工实现实质性的职业成长与发展, 提升员工对于未来职业发展的信心。

H1a: 流程数智化与员工工作乐趣正相关。

H1b: 流程数智化与员工职业前景感知正相关。

产品数智化涉及将数字技术、数字解决方案和数字商业概念集成到产品和服务中, 以增强其功能和客户体验(Nambisan et al., 2017)。人工智能将传感器、处理器和软件内置于产品中, 并与互联网相联产生海量数据, 大大提升产品性能, 重塑行业内部竞争生态(高山行, 刘嘉慧, 2018)。产品数智化通过在产品开发和服务过程中引入智能技术, 有潜力减轻员工的工作负担, 从而提升其工作乐趣。传感器、物联网技术等智能化技术的嵌入, 使员工在调试、维护以及与客户交互过程中牵扯更少的手动操作和实现更高效的产出(Nambisan et al., 2017)。例如, 产品状态的自动化检测、报警以及自决策升级等功能减少了人工需求, 产品数智化带来的客户体验提升也减少了员工面对客户不满与投诉的压力。这一转变有效降低了员工在日常工作中的体力消耗和精神压力, 减少了因繁重工作带来的痛苦感受并提升工作相关良好体验。同时, 在当今瞬息万变、动荡不安的商业环境中, 产品数智化是企业保持竞争优势、实现可持续发展的关键(Armengaud et al., 2017)。由于产品数智化的重要性和潜力已经成为共识, 我们认为产品数智化可以提高员工对职业前景的感知。产品数智化能够向员工传递出企业具备创新性和前瞻性的积极信号(Nambisan et al., 2017), 这种认识进而强化了员工对企业未来发展的信心, 并拓展了他们在企业中的成长机遇。随着产品数智化进程的推进, 可能会出现一系列新的工作角色和责任(Lyngstadaas & Berg, 2022)。员工会变得更具创新性, 更有机会做出贡献, 同时有更多的职业发展途径, 从而提升他们的心盛幸福感体验。

H2a: 产品数智化与员工工作乐趣正相关。

H2b: 产品数智化与员工职业前景感知正相关。

根据工作嵌入理论(Mitchell et al., 2001), 人职契合度高的工作感知会更容易绑定在职者, 使其留在组织中。工作乐趣能满足避免痛苦和获得快乐的需求(Scharp et al., 2023), 感知到的职业前景能满足内在需求(Ryan & Deci, 2001), 这两个因素都可以增强员工留在组织中的内在动机。工作乐趣作为员工对工作的积极情感反应, 能够正向映射出员工的享乐幸福感(Ryan & Deci, 2001)。将日常活动视为一种享受而非牺牲的员工更能满足他们在工作中的需求(Hackman & Oldham, 1976)。因此, 他们更有可能产生强烈的留任意愿(Mitchell et al., 2001)。此外, 积极情绪增加了工作契合感, 从而使他们热情地留下来为企业做出更多贡献(Fredrickson & Branigan, 2001)。结合 H1a 和 H2a, 本文提出:

H3a: 工作乐趣正向中介流程数智化与留任意愿的关系。

H3b: 工作乐趣正向中介产品数智化与留任意愿的关系。

感知的职业前景指的是个人感知到的在组织内成长和发展的潜力(Yang et al., 2020), 反映了心盛幸福感(Ryan & Deci, 2001)。认为职业前景广阔的员工可能会在组织中找到符合其需求和才能的位置, 从而产生嵌入感(Mitchell et al., 2001)。当员工觉得自己的工作提供了学习和进步的机会时, 他们往往会留在组织中, 以促进自己的职业发展, 充分发挥自己的潜能(Charles-Leija et al., 2023)。综上, 基于工作嵌入理论, 工作乐趣和有前途的职业前景在员工嵌入企业方面发挥着重要作用, 因为它们反映了工作在多大程度上满足了员工的享乐欲望和成长发展需求。结合 H1b 和 H2b, 本文提出:

H4a: 职业前景感知正向中介流程数智化与留任意愿的关系。

H4b: 职业前景感知正向中介产品数智化与留任意愿的关系。

随着组织越来越多地采用流程数智化, 员工越来越依赖数智化工具来完成工作。拥有高水平数字技能的员工可以从流程数智化中获得更大的工作乐趣和职业发展前景。基于他们在获取、处理、生产和利用信息方面的熟练程度(Nawaz & Kundi, 2010), 他们能更好地适应并在数智化工作环境中实现职业成长(Vodanovich et al., 2010)。此外, 具有高水平数字技能的个体会表现出更大的思维灵活性, 更容易接受变化并利用机会(Barak, 2018)。因此, 高水平数字技能的员工更可能接受企业的流程数智化, 更容易适应并体验到其带来的工作乐趣以及职业发展前景的好处。

H5a: 员工数字技能正向调节流程数智化对工作乐趣的影响。

H5b: 员工数字技能正向调节流程数智化对职业前景感知的影响。

随着企业开始产品数智化, 拥有高水平数字技能的员工更有可能感受到更多的工作乐趣和更广阔的职业前景。作为数字世界发展的积极关注者和参与者(Vodanovich et al., 2010),

高水平数字技能的员工更有可能利用产品数智化的好处实现更多的工作减负, 并进行感兴趣的探索, 发展自己的技能, 增强他们的工作乐趣和对职业前景的信心。此外, 他们熟悉数字技术, 能够更好地理解产品数智化带来的优势, 对其价值更有信心(Shao et al., 2023)。这些员工深刻理解数智化产品的交互性、可用性、适应性和连接性等属性的重要性, 明白这些属性与当代消费者不断变化的偏好和需求相一致(Vodanovich et al., 2010)。因此, 高水平数字技能的员工更有可能相信产品数智化给企业和他们的工作体验带来的积极改变以及职业发展带来的潜力。

H6a: 员工数字技能正向调节产品数智化对工作乐趣的影响。

H6b: 员工数字技能正向调节产品数智化对职业前景感知的影响。

综上, 研究 4 的理论框架如图 5 所示。

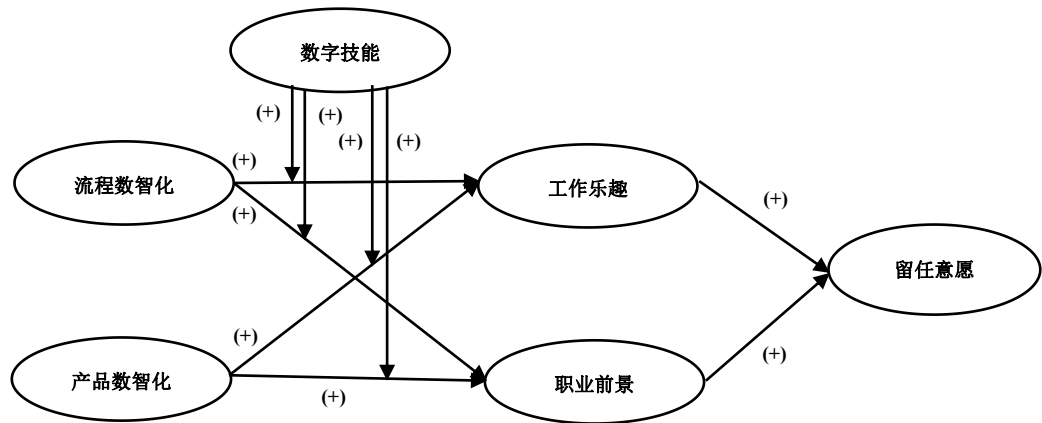


图 5 研究 4 的理论框架图

4 理论建构

随着人工智能技术的不断突破和对工作场所的持续冲击, 传统的管理框架和理念正面临挑战。人工智能改变了信息流通模式, 提升了员工个体价值的展现。为适应这一新情境, 传统的管理理论需要进行更新和升级, 以更好地促进组织与员工的协同发展。本研究基于工具性与人本性的双重视角, 系统解析人工智能与知识型员工的交互机制: 在工具性维度, 人工智能通过技能赋能提升知识型员工的专业效能; 在人本性维度, 人工智能通过深层次激活促进知识型员工的自我实现。本研究的理论构建主要包括如下四个方面:

首先, 基于信息整合理论, 探究人工智能使用频率依次通过信息获取丰富度、知识整合促进知识型员工创造力的影响机制, 同时考察员工个人领域知识的边界条件。本研究突破以往关注个人特征(如员工的个性特质、知识和技能, 见 Gong et al., 2012; He et al., 2022)或传

统组织因素(如领导风格、团队信任和组织支持, 见 Ng & Lucianetti, 2016; Xu et al., 2022; Zhou & George, 2001)对创造力的影响, 而是将焦点放在人工智能与知识型员工的互动及其对创造力产生的独特作用上。通过这一转变为理解人工智能时代员工创造力的变化和发展提供新视角和理论贡献。基于信息整合理论视角, 通过说明人工智能生成的信息被人类获取和整合以激发创造力的过程, 扩展了各种信息来源, 从而为信息整合理论(Anderson, 1971; 1981)做出了贡献。

其次, 基于创造力过程理论, 探究人工智能使用频率通过影响思维能力(发散型思维和聚合型思维)的“双刃剑”效应进而影响知识型员工创造力的机制, 同时考察工作中人际互动水平的调节作用。本研究致力于厘清人工智能对知识型员工的双刃剑效应, 通过细致剖析潜在利弊, 旨在打破人工智能使用与工作绩效间主要呈积极关系的传统观念(如 Pagani & Champion, 2024)。之前关于人工智能和员工职场行为的研究主要集中在员工与人工智能的孤立互动上(如 Marikyan et al., 2022; Tong et al., 2021), 并强调了个人特征(如自觉性; Tang et al., 2022)、核心自我评价(Tang et al., 2023b)、工作经验(Chen et al., 2022; Jia et al., 2024)和技术特征、算法复杂性(Lehmann et al., 2022)调节人工智能的使用对员工绩效的影响。然而, 这些研究忽略了这样一个事实, 即员工置身于社会环境中, 他们对人工智能的使用也可能受到其他人类的补充或挑战。本研究将人机互动置于更为复杂也更为真实的社会交互网络中, 探究工作中人际互动水平对人机互动的补充作用。另外, 本研究拓宽了创造力过程理论在人工智能时代的应用范围和解释效力。此前的创造力过程理论研究主要集中于这两种思维方式如何影响创造力(Berg, 2016; Kilgour & Koslow, 2009), 抑或是传统组织情境因素, 如在不同任务之间切换(Lu et al., 2017)、不确定性(Ng et al., 2021b)和文化紧张度(Chua et al., 2014)对两类思维过程的促进作用。本研究通过纳入人工智能使用作为激发两类认知过程的前因, 对该理论做出补充并强调了发散型思维和聚合型思维在人工智能时代工作场所中可能存在此消彼长关系的现实。

第三, 基于保护动机理论, 探究人工智能使用频率通过降低知识型员工职业发展前景感知而产生离职意向的影响机制, 考察员工职业自我实现需求的调节效应。与以往主要关注被替代视角的研究不同, 我们认为劳动力结构的变化不仅仅是由人工智能取代现有工作所致, 相反, 我们的研究探究人工智能能否成为知识型员工的积极激励因素。通过考察在人工智能赋能心理的背景下, 人工智能是否可以成为唤醒员工意识的催化剂, 促使他们主动寻找更能发挥自身能力特点的工作、追求职业上的自我实现。本研究拓宽了保护动机理论在人工智能时代的应用范围和解释效力, 并深入探讨了保护动机激发应对行为开始的具体条件。根据

保护动机理论, 强大人工智能的广泛涌现可能触发员工对职业发展前景威胁的感知, 对于具备高水平职业自我实现需求的员工而言, 这种威胁认知可能导致离职作为应对行为。我们通过纳入职业自我实现需求作为调节变量拓展了保护动机理论。职业自我实现需求通过促进员工对个人抱负与职业前景之间一致性的追求, 从而强化员工的保护动机, 进而影响职业发展前景感知(认知和动机)与离职意愿(应对行为)之间的关系。通过理解和解决员工的职业发展前景和自我实现需求问题, 组织可以在快速的技术变革中制定有效的员工留任策略。

第四, 基于工作嵌入理论, 探究企业实施的流程数智化和产品数智化是否通过影响知识型员工的工作乐趣和职业前景感知从而影响留任意愿, 并考察员工自身数字技能的边界效应。鉴于员工离职意向是组织的一项关键战略指标(Hom et al., 2019), 以往关于人工智能采用的研究主要关注其对员工的短期影响, 如员工对人工智能的接受程度(Lebovitz et al., 2022; Lehmann et al., 2022; Pachidi et al., 2021)、采纳人工智能建议(de Véricourt & Gurkan, 2024; Lebovitz et al., 2022; Lehmann et al., 2022)以及人工智能采用对任务绩效的影响(Allen & Choudhury, 2022; Chen et al., 2022; Noy & Zhang, 2023; Tang et al., 2022; Wang et al., 2024)。此外, 之前关于员工离职的研究主要集中在传统的个人、工作、组织因素或替代机会上(Hom et al., 2017; Zimmerman et al., 2018)。本研究考虑在人工智能时代的独特背景下, 扩展关于离职或留任意向的现有文献。同时本研究扩展了工作嵌入理论, 强调工作嵌入理论中的工作契合度维度(特别是数智化转型所带来的工作适合度)在增强员工工作嵌入性方面的重要性。尽管先前的研究已经揭示了工作嵌入理论核心维度在阐释员工离职变异性中的关键作用, 但它们未能充分重视和深入探讨企业数智化转型对员工工作嵌入感所产生的深远且独特的影响。具体而言, 先前的研究往往忽视了由企业数智化引入的工作特征如何提升员工的内在工作体验, 从而增强他们对工作的适配感, 并加深其工作嵌入程度。为了丰富相关研究, 本研究提出数智化可以通过满足员工的工作愉悦和自我实现的需求(Hom et al., 2019)来促进留任。

总之, 本研究秉承“员工为本, 人机共生”的核心理念, 致力于促进人机互动关系的和谐与优化。通过构建人工智能的信息作用及其对员工思维能力的双重影响, 为人工智能时代下的知识型员工的创造力过程理论提供新的视角和启示。通过探究人工智能对员工赋能下的员工心理需求变化以及员工对工作的幸福感感知如何影响员工的离留决策, 丰富和扩展关于人工智能和知识型员工有效协作的现有研究文献。研究旨在为组织开展有效的人机协同提供解决方案, 助力企业更精准地把握员工的心理状态, 为企业在留住人才方面提供策略指导与启示, 从而更好地应对人工智能带来的挑战, 实现可持续发展。

参考文献

- 杜宇骁, 胡斌, 龙立荣. (2023). 智能系统冲击下员工合作行为机制: 从个体博弈到群体行为反转. *系统管理学报*, 32(06), 1222–1242.
- 高山行, 刘嘉慧. (2018). 人工智能对企业管理理论的冲击及应对. *科学学研究*, 36(11), 2004–2010.
- 傅金娣, 孙元, 胡峰. (2025). 企业数字化社交技术使用如何赋能员工即兴能力? ——基于交互记忆的视角. *管理世界*, 41(1), 168–189.
- 刘柏, 鞠瑶蕾. (2025). “大水漫灌”到“精准滴灌”: 企业流程数字化与商业信用结构调整. *南开管理评论*, 1–22.
- 孙锐, 袁圆, 朱秋华, 陈丽君, 赵坤. (2024). 感知算法控制的双刃剑效应对零工工作者 情绪耗竭的影响: 基于合法性判断视角. *系统管理学报*, 33(4), 1373–1385+1396.
- 谢小云, 左玉涵, 胡琼晶. (2021). 数字化时代的人力资源管理: 基于人与技术交互的视角. *管理世界*, 37(01), 200–216+213.
- 徐鹏, 徐向艺. (2020). 人工智能时代企业管理变革的逻辑与分析框架. *管理世界*, 36(01), 122–129+238.
- Alavi, M., Tiwana, A. (2002). Knowledge integration in virtual teams: The potential role of kms. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 53(12), 1029–1037.
- Allen, R., Choudhury, P. (2022). Algorithm-augmented work and domain experience: The countervailing forces of ability and aversion. *Organization Science*, 33(1), 149–169.
- Amabile, T. M. (1988). A model of creativity and innovation in organizations. *Research in Organizational Behavior*, 10, 123–167.
- Anderson, N. H. (1971). Integration theory and attitude change. *Psychological Review*, 78(3), 171–206.
- Anderson, N. H. (1981). *Foundations of information integration theory*. Academic, New York, NY.
- Armengaud, E., Sams, C., Von Falck, G., List, G., Kreiner, C., Riel, A. (2017). Industry 4.0 as digitalization over the entire product lifecycle: Opportunities in the automotive domain. *Systems, Software and Services Process Improvement: 24th European Conference*.
- Arts, S., Fleming, L. (2018). Paradise of novelty—or loss of human capital? Exploring new fields and inventive output. *Organization Science*, 29(6), 1074–1092.
- Bajohr, H. (2022). Algorithmic empathy: Toward a critique of aesthetic AI. *Configurations*, 30(2), 203–231.
- Bankins, S., Formosa, P. (2023). The ethical implications of artificial intelligence (AI) for meaningful work. *Journal of Business Ethics*, 185(4), 725–740.
- Barak, M. (2018). Are digital natives open to change? Examining flexible thinking and resistance to change. *Computers & Education*, 121, 115–123.
- Benbya, H., Pachidi, S., Jarvenpaa, S. L. (2021). Special issue editorial: Artificial intelligence in organizations: Implications for information systems research. *Journal of the Association for Information Systems*, 22(2), 281–303.
- Berg, J. M. (2016). Balancing on the creative highwire. *Administrative Science Quarterly*, 61(3), 433–468.
- Brem, A., Giones, F., Werle, M. (2023). The AI digital revolution in innovation: A conceptual framework of artificial intelligence technologies for the management of innovation. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 70(2), 770–776.

- Brynjolfsson, E., McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W.W. Norton & Company.
- Carnabuci, G., Diószegi, B. (2015). Social networks, cognitive style, and innovative performance: A contingency perspective. *Academy of Management Journal*, 58(3), 881–905.
- Chan, A. (2023). GPT-3 and InstructGPT: technological dystopianism, utopianism, and “Contextual” perspectives in AI ethics and industry. *AI and Ethics*, 3(1), 53–64.
- Charles-Leija, H., Castro, C. G., Toledo, M., Ballesteros-Valdes, R. (2023). Meaningful work, happiness at work, and turnover intentions. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(4), 3565.
- Chen, L., Hsieh, J. J. P.-A., Rai, A. (2022). How does intelligent system knowledge empowerment yield payoffs? Uncovering the adaptation mechanisms and contingency role of work experience. *Information Systems Research*, 33(3), 1042–1071.
- Chowdhury, S., Dey, P., Joel-Edgar, S., Bhattacharya, S., Rodriguez-Espindola, O., Abadie, A., Truong, L. (2023). Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework. *Human Resource Management Review*, 33(1), 100899.
- Chua, R. Y. J., Roth, Y., Lemoine, J-F. (2014). The impact of culture on creativity. *Administrative Science Quarterly*, 60(2), 189–227.
- Chui, M., Hall, B., Mayhew, H., Singla, A. (2022). The state of AI in 2022—and a half decade in review. <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2022-and-a-half-decade-in-review#/>
- Cohen, W. M., Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 128–152.
- Commerford, B. P., Dennis, S. A., Joe, J. R., Ulla, J. W. (2022). Man versus machine: Complex estimates and auditor reliance on artificial intelligence. *Journal of Accounting Research*, 60(1), 171–201.
- Cui, T., Wu, Y., Tong, Y. (2018). Exploring ideation and implementation openness in open innovation projects: IT-enabled absorptive capacity perspective. *Information & Management*, 55(5), 576–587.
- Davison, R. M., Laumer, S., Tarafdar, M., Wong, L. H. M. (2023). Pickled eggs: Generativeai research assistant or co - author? *Information Systems Journal*, 33(5), 989–994.
- de Véricourt, F., Gurkan, H. (2024). Is your machine better than you? You may never know. *Management Science*, Advance online publication. <https://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mnsc.2023.4791>.
- Deci, E. L., Olafsen, A. H., Ryan, R. M. (2017). Self-determination theory in work organizations: The state of a science. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 4(1), 19–43.
- Dennis, A. R., Lakhiwal, A., Sachdeva, A. (2023). AI agents as team members: Effects on satisfaction, conflict, trustworthiness, and willingness to work with. *Journal of Management Information Systems*, 40(2), 307–337.
- Dobrev, S. D., Kim, T.-Y. (2019). Bringing the firms (and forms) back in: Organizational form identity and individual turnover. *Academy of Management Journal*, 62(4), 1028–1051.
- Doshi, A. R., Hauser, O. P. (2024). Generative AI enhances individual creativity but reduces the collective diversity of novel content. *Science Advances*, 10(28), eadn5290.
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., . . . Wright, R. (2023). Opinion paper: “So what if ChatGPT wrote it?” multidisciplinary perspectives on opportunities,

- challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71, 102642.
- Eapen, T. T., Finkenzstadt, D. J., Folk, J., Venkataswamy, L. (2023). How generative AI can augment human creativity. *Harvard Business Review*, 101(4), 56–64.
- Eek, F., Axmon, A. (2013). Attitude and flexibility are the most important work place factors for working parents' mental wellbeing, stress, and work engagement. *Scandinavian Journal of Public Health*, 41(7), 692–705.
- Einola, K., Khoreva, V., Tienari, J. (2024). A colleague named max: A critical inquiry into affects when an anthropomorphised AI (ro)bot enters the workplace. *Human Relations*, 77(11), 1620–1649.
- Eisenhardt, K. M., Martin, J. A. (2000). Dynamic capabilities: What are they? *Strategic Management Journal*, 21(10 – 11), 1105–1121.
- Fabian, E. N., Dong, J. Q., Broekhuizen, T., Verhoef, P. C. (2023). Business value of sme digitalisation: When does it pay off more? *European Journal of Information Systems*, 33(3), 383–402.
- Favoretto, C., Mendes, G. H. S., Oliveira, M. G., Cauchick-Miguel, P. A., Coreynen, W. (2022). From servitization to digital servitization: How digitalization transforms companies' transition towards services. *Industrial Marketing Management*, 102, 104–121.
- Fredrickson, B. L., Branigan, C. A. (2001). Positive emotions. In T. J. Mayne & G. A. Bonnano (Eds.), *Emotion: Current issues and future directions* (pp. 123–151). Guilford.
- Fügener, A., Grahl, J., Gupta, A., Ketter, W. (2021). Will humans-in-the-loop become borgs? Merits and pitfalls of working with AI. *MIS Quarterly*, 45(3), 1527–1556.
- Fui-Hoon Nah, F., Zheng, R., Cai, J., Siau, K., Chen, L. (2023). Generative AI and ChatGPT: Applications, challenges, and AI-human collaboration. *Journal of Information Technology Case and Application Research*, 25(3), 277–304.
- Gasparovich, E. O., Uskova, E. V., Dongauzer, E. V. (2021). The impact of digitalization on employee engagement. In *Digital economy and the new labor market: Jobs, competences and innovative hr technologies*. Springer International Publishing.
- Gong, Y., Cheung, S.-Y., Wang, M., Huang, J.-C. (2012). Unfolding the proactive process for creativity. *Journal of Management*, 38(5), 1611–1633.
- Grant, R. M. (1996). Prospering in dynamically-competitive environments: Organizational capability as knowledge integration. *Organization Science*, 7(4), 375–387.
- Guichard, J., Pouyaud, J., de Calan, C., Dumora, B. (2012). Identity construction and career development interventions with emerging adults. *Journal of Vocational Behavior*, 81(1), 52–58.
- Guilford, J. P. (1968). *Intelligence, creativity, and their educational implications*. Knapp.
- Hackman, J. R., Oldham, G. R. (1976). Motivation through the design of work: Test of a theory. *Organizational Behavior and Human Performance*, 16(2), 250–279.
- Harter, J. K., Schmidt, F. L., Hayes, T. L. (2002). Business-unit-level relationship between employee satisfaction, employee engagement, and business outcomes: A meta-analysis. *Journal of Applied Psychology*, 87(2), 268–279.
- He, W., Po-An, J. J., Schroeder, A., Fang, Y. (2022). Attaining individual creativity and performance in multidisciplinary and geographically distributed it project teams: The role of transactive memory systems. *MIS Quarterly*, 46(2), 1035–1072.
- Holste, J. S., Fields, D. (2010). Trust and tacit knowledge sharing and use. *Journal of Knowledge Management*, 14(1), 128–140.

- Hom, P. W., Allen, D. G., Griffeth, R. W. (2019). *Employee retention and turnover: Why employees stay or leave*. Routledge.
- Hom, P. W., Lee, T. W., Shaw, J. D., Hausknecht, J. P. (2017). One hundred years of employee turnover theory and research. *Journal of Applied Psychology*, 102(3), 530–545.
- Humphrey, S. E., Nahrgang, J. D., Morgeson, F. P. (2007). Integrating motivational, social, and contextual work design features: A meta-analytic summary and theoretical extension of the work design literature. *Journal of Applied Psychology*, 92(5), 1332–1356.
- Jarrahi, M. H. (2019). In the age of the smart artificial intelligence: AI's dual capacities for automating and informing work. *Business Information Review*, 36(4), 178–187.
- Jia, N., Luo, X., Fang, Z., Liao, C. (2024). When and how artificial intelligence augments employee creativity. *Academy of Management Journal*, 67(1), 5–32.
- Jussupow, E., Spohrer, K., Heinzl, A., Gawlitza, J. (2021). Augmenting medical diagnosis decisions? An investigation into physicians' decision-making process with artificial intelligence. *Information Systems Research*, 32(3), 713–735.
- Kawaguchi, K. (2021). When will workers follow an algorithm? A field experiment with a retail business. *Management Science*, 67(3), 1670–1695.
- Kellogg, K. C., Valentine, M. A., Christin, A. (2020). Algorithms at work: The new contested terrain of control. *Academy of Management Annals*, 14(1), 366–410.
- Kilgour, M., Koslow, S. (2009) Why and how do creative thinking techniques work? Trading off originality and appropriateness to make more creative advertising. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 37(3), 298–309.
- Kumar, K., Thakur, G. S. M. (2012). Advanced applications of neural networks and artificial intelligence: A review. *International Journal of Information Technology and Computer Science*, 4(6), 57–68.
- Lebovitz, S., Lifshitz-Assaf, H., Levina, N. (2022). To engage or not to engage with AI for critical judgments: How professionals deal with opacity when using AI for medical diagnosis. *Organization Science*, 33(1), 126–148.
- Lehmann, C. A., Haubitz, C. B., Fügener, A., Thonemann, U. W. (2022). The risk of algorithm transparency: How algorithm complexity drives the effects on the use of advice. *Production and Operations Management*, 31(9), 3419–3434.
- Leonardi, P. M. (2011). When flexible routines meet flexible technologies: Affordance, constraint, and the imbrication of human and material agencies. *MIS Quarterly*, 35(1), 147–167.
- Levina, N., Vaast, E. (2005). The emergence of boundary spanning competence in practice: Implications for implementation and use of information systems. *MIS Quarterly*, 29(2), 335–363.
- Lips-Wiersma, M., Morris, L. (2009). Discriminating between 'meaningful work' and the 'management of meaning'. *Journal of Business Ethics*, 88(3), 491–511.
- Liu, M., Tang, X., Xia, S., Zhang, S., Zhu, Y., Meng, Q. (2024). Algorithm aversion: Evidence from ridesharing drivers. *Management Science*, Advance online publication. <https://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mnsc.2022.02475>.
- Lowik, S., Kraaijenbrink, J., Groen, A. J. (2017). Antecedents and effects of individual absorptive capacity: A micro-foundational perspective on open innovation. *Journal of Knowledge Management*, 21(6), 1319–1341.

- Lu, J. G., Akinola, M., Mason, M. F. (2017). “Switching on” creativity: Task switching can increase creativity by reducing cognitive fixation. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 139, 63–75.
- Lyngstadaas, H., Berg, T. (2022). Harder, better, faster, stronger: Digitalisation and employee well-being in the operations workforce. *Production Planning & Control*, 35(13), 1656–1673.
- Madjar, N. (2005). The contributions of different groups of individuals to employees’ creativity. *Advances in Developing Human Resources*, 7(2), 182–206.
- Mannucci, P. V., Perry-Smith, J. E. (2022). “Who are you going to call?” Network activation in creative idea generation and elaboration. *Academy of Management Journal*, 65(4), 1192–1217.
- Marikyan, D., Papagiannidis, S., Rana, O. F., Ranjan, R., Morgan, G. (2022). “Alexa, let’s talk about my productivity”: The impact of digital assistants on work productivity. *Journal of Business Research*, 142, 572–584.
- Martín-Peña, M.-L., Sánchez-López, J.-M., Díaz-Garrido, E. (2019). Servitization and digitalization in manufacturing: The influence on firm performance. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 35(3), 564–574.
- Maslow, A. H. (1954). *Motivation & personality*. Harper & Row.
- Melville, N. P., Robert, L., Xiao, X. (2023). Putting humans back in the loop: An affordance conceptualization of the 4th industrial revolution. *Information Systems Journal*, 33(4), 733–757.
- Miron-Spektor, E., Gino, F., Argote, L. (2011). Paradoxical frames and creative sparks: Enhancing individual creativity through conflict and integration. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 116(2), 229–240.
- Mitchell, V. L. (2006). Knowledge integration and information technology project performance. *MIS Quarterly*, 30(4), 919–939.
- Mitchell, T. R., Holtom, B. C., Lee, T. W., Sablinski, C. J., Erez, M. (2001). Why people stay: Using job embeddedness to predict voluntary turnover. *Academy of Management Journal*, 44(6), 1102–1121.
- Mobley, W. H., Horner, S. O., Hollingsworth, A. T. (1978). An evaluation of precursors of hospital employee turnover. *Journal of Applied Psychology*, 63(4), 408–414.
- Möhlmann, M., Zalmanson, L., Henfridsson, O., Gregory, R. W. (2021). Algorithmic management of work on online labor platforms: When matching meets control. *MIS Quarterly*, 45(4), 1999–2022.
- Morgeson, F. P., Humphrey, S. E. (2006). The work design questionnaire (WDQ): Developing and validating a comprehensive measure for assessing job design and the nature of work. *Journal of Applied Psychology*, 91(6), 1321–1339.
- Mou, J., Cohen, J., Bhattacharjee, A., & Kim, J. (2022). A test of protection motivation theory in the information security literature: A meta-analytic structural equation modeling approach in search advertising. *Journal of the Association for Information Systems*, 23(1), 196–236.
- Müller-Wienbergen, F., Müller, O., Seidel, S., Becker, J. (2011). Leaving the beaten tracks in creative work—a design theory for systems that support convergent and divergent thinking. *Journal of the Association for Information Systems*, 12(11), 714–740.
- Murray, A., Rhymer, J., Sirmon, D. G. (2021). Humans and technology: Forms of conjoined agency in organizations. *Academy of Management Review*, 46(3), 552–571.
- Nambisan, S., Lyytinen, K., Majchrzak, A., Song, M. (2017). Digital innovation management—reinventing innovation management research in a digital world. *MIS Quarterly*, 41(1), 223–238.

- Nawaz, A., Kundi, G. M. (2010). Digital literacy: An analysis of the contemporary paradigms. *Journal of Science and Technology Education Research*, 1(2), 19–29.
- Newell, S., Marabelli, M. (2015). Strategic opportunities (and challenges) of algorithmic decision-making: A call for action on the long-term societal effects of ‘datification’. *The Journal of Strategic Information Systems*, 24(1), 3–14.
- Ng, K. C., Zhang, X., Thong, J. Y. L., Tam, K. Y. (2021a). Protecting against threats to information security: An attitudinal ambivalence perspective. *Journal of Management Information Systems*, 38(3), 732–764.
- Ng, S., Faraji-Rad, A., Batra, R. (2021b). Uncertainty evokes consumers’ preference for brands incongruent with their global-local citizenship identity. *Journal of Marketing Research*, 58(2), 400–415.
- Ng, T. W., & Lucianetti, L. (2016). Within-individual increases in innovative behavior and creative, persuasion, and change self-efficacy over time: A social-cognitive theory perspective. *Journal of Applied Psychology*, 101(1), 14–34.
- Nonaka, I., Takeuchi, H. (1995). *The knowledge-creating company: How Japanese companies create the dynamics of innovation*. Oxford University Press.
- Noy, S., Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, 381(6654), 187–192.
- Okhuysen, G. A., Eisenhardt, K. M. (2002). Integrating knowledge in groups: How formal interventions enable flexibility. *Organization Science*, 13(4), 370–386.
- Oliveira, P., Roth, A. V. (2012). The influence of service orientation on b2b e – service capabilities: An empirical investigation. *Production and Operations Management*, 21(3), 423–443.
- Pachidi, S., Berends, H., Faraj, S., Huysman, M. (2021). Make way for the algorithms: Symbolic actions and change in a regime of knowing. *Organization Science*, 32(1), 18–41.
- Pagani, M., Champion, R. (2024). Could artificial intelligence make us humans more creative. In *Artificial intelligence for business creativity* (pp. 24–43). Routledge.
- Pakarinen, P., Huising, R. (2024). Relational expertise: What machines can't know. *Journal of Management Studies*, Advance online publication. <https://doi.org/10.1111/joms.12915>.
- Paul, S., Yuan, L., Jain, H., Sporher, J., Lifshitz-Assaf, H. (2022). Intelligence augmentation: Human factors in AI and future of work. *AIS Transactions on Human-Computer Interaction*, 14(3), 426–445.
- Perry-Smith, J. E., Mannucci, P. V. (2017). From creativity to innovation: The social network drivers of the four phases of the idea journey. *Academy of Management Review*, 42(1), 53–79.
- Peters, P., Poutsma, E., Van der Heijden, B. I. J. M., Bakker, A. B., Bruijn, T. D. (2014). Enjoying new ways to work: An HRM-process approach to study flow. *Human Resource Management*, 53(2), 271–290.
- Porter, L. W. (1963). Job attitudes in management: IV. Perceived deficiencies in need fulfillment as a function of size of company. *Journal of Applied Psychology*, 47(6), 386–397.
- Porter, L. W., Steers, R. M. (1973). Organizational, work, and personal factors in employee turnover and absenteeism. *Psychological Bulletin*, 80(2), 151–176.
- Rahwan, I., Cebrian, M., Obradovich, N., Bongard, J., Bonnefon, J.-F., Breazeal, C., ..., Wellman, M. (2019). Machine behaviour. *Nature*, 568(7753), 477–486.
- Rai, A., Constantinides, P., Sarker, S. (2019). Editor’s comments: Next-generation digital platforms: Toward human–ai hybrids. *MIS Quarterly*, 43(1), III–IX.

- Rhee, L., Leonardi, P. M. (2018). Which pathway to good ideas? An attention – based view of innovation in social networks. *Strategic Management Journal*, 39(4), 1188–1215.
- Reiche, B. S., Kraimer, M. L., Harzing, A. W. (2011). Why do international assignees stay? An organizational embeddedness perspective. *Journal of International Business Studies*, 42(4), 521–544.
- Rinta-Kahila, T., Penttinen, E., Salovaara, A., Soliman, W., Ruissalo, J. (2023). The vicious circles of skill erosion: A case study of cognitive automation. *Journal of the Association for Information Systems*, 24(5), 1378–1412.
- Rogers, R. W. (1975). A protection motivation theory of fear appeals and attitude change¹. *The Journal of Psychology*, 91(1), 93–114.
- Rozak, H., Adhiatma, A., Fachrunnisa, O., Rahayu, T. (2022). Social media engagement, organizational agility and digitalization strategic plan to improve SMEs' performance. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 70(11), 3766–3775.
- Ryan, R. M., Deci, E. L. (2000). Intrinsic and extrinsic motivations: Classic definitions and new directions. *Contemporary Educational Psychology*, 25(1), 54–67.
- Ryan, R. M., Deci, E. L. (2001). On happiness and human potentials: A review of research on hedonic and eudaimonic well-being. *Annual Review of Psychology*, 52(1), 141–166.
- Sankowska, A., Söderlund, J. (2015). Trust, reflexivity and knowledge integration: Toward a conceptual framework concerning mobile engineers. *Human Relations*, 68(6), 973–1000.
- Scharp, Y. S., Bakker, A. B., Breevaart, K., Kruup, K., Uusberg, A. (2023). Playful work design: Conceptualization, measurement, and validity. *Human Relations*, 76(4), 509–550.
- Sergeeva, A. V., Faraj, S., Huysman, M. (2020). Losing touch: An embodiment perspective on coordination in robotic surgery. *Organization Science*, 31(5), 1248–1271.
- Shao, Z., Benitez, J., Zhang, J., Zheng, H. Q., Ajamieh, A. (2023). Antecedents and performance outcomes of employees' data analytics skills: An adaptation structuration theory-based empirical investigation. *European Journal of Information Systems*, 32(6), 921–940.
- Shepherd, D. A., Majchrzak, A. (2022). Machines augmenting entrepreneurs: Opportunities (and threats) at the nexus of artificial intelligence and entrepreneurship. *Journal of Business Venturing*, 37(4), 106227.
- Shi, Y., Zheng, X., Venkatesh, V. G., Humdan, E. A. I., Paul, S. K. (2022). The impact of digitalization on supply chain resilience: An empirical study of the Chinese manufacturing industry. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 38(1), 1–11.
- Singh, J., Fleming, L. (2010). Lone inventors as source of breakthroughs: Myth or reality? *Management Science*, 56(1), 41–56.
- Spring, M., Faulconbridge, J., Sarwar, A. (2022). How information technology automates and augments processes: Insights from artificial – intelligence – based systems in professional service operations. *Journal of Operations Management*, 68(6–7), 592–618.
- Strich, F., Mayer, A.-S., Fiedler, M. (2021). What do I do in a world of artificial intelligence? Investigating the impact of substitutive decision-making AI systems on employees' professional role identity. *Journal of the Association for Information Systems*, 22(2), 304–324.
- Susarla, A., Gopal, R., Thatcher, J. B., Sarker, S. (2023). The Janus effect of generative AI: Charting the path for responsible conduct of scholarly activities in information systems. *Information Systems Research*, 34(2), 399–408.

- Tang, P. M., Koopman, J., Mai, K. M., De Cremer, D., Zhang, J. H., Reynders, P., . . . Chen, I. H. (2023a). No person is an island: Unpacking the work and after-work consequences of interacting with artificial intelligence. *Journal of Applied Psychology*, 108(11), 1766–1789.
- Tang, P. M., Koopman, J., McClean, S. T., Zhang, J. H., Li, C. H., De Cremer, D., . . . Ng, C. T. S. (2022). When conscientious employees meet intelligent machines: An integrative approach inspired by complementarity theory and role theory. *Academy of Management Journal*, 65(3), 1019–1054.
- Tang, P. M., Koopman, J., Yam, K. C., De Cremer, D., Zhang, J. H., Reynders, P. (2023b). The self - regulatory consequences of dependence on intelligent machines at work: Evidence from field and experimental studies. *Human Resource Management*, 62(5), 721–744.
- Tell, F. (2011). Knowledge integration and innovation: A survey of the literature. In C. Berggren, A. Bergek, M. Bengtsson, L. Hobday, & J. Söderlund (Eds.), *Knowledge integration and innovation: Critical challenges facing international technology-based firms* (pp. 20–68). Oxford University Press.
- Teodoridis, F., Bikard, M., Vakili, K. (2019). Creativity at the knowledge frontier: The impact of specialization in fast- and slow-paced domains. *Administrative Science Quarterly*, 64(4), 894–927.
- Tiwana, A., McLean, E. R. (2005). Expertise integration and creativity in information systems development. *Journal of Management Information Systems*, 22(1), 13–43.
- Tong, S., Jia, N., Luo, X., Fang, Z. (2021). The Janus face of artificial intelligence feedback: Deployment versus disclosure effects on employee performance. *Strategic Management Journal*, 42(9), 1600–1631.
- Vendrell-Herrero, F., Bustinza, O. F., Opazo-Basaez, M., Gomes, E. (2023). Treble innovation firms: Antecedents, outcomes, and enhancing factors. *International Journal of Production Economics*, 255, 108682.
- Vodanovich, S., Sundaram, D., Myers, M. (2010). Research commentary—digital natives and ubiquitous information systems. *Information Systems Research*, 21(4), 711–723.
- Wang, W., Gao, G., Agarwal, R. (2024). Friend or foe? Teaming between artificial intelligence and workers with variation in experience. *Management Science*, 70(9), 5627–6482.
- World Economic Forum. (2018). The future of jobs report. In Geneva, Switzerland: Centre for the New Economy and Society.
- Xu, L., Liu, Z., Ji, M., Dong, Y., Wu, C. H. (2022). Leader perfectionism—friend or foe of employee creativity? Locus of control as a key contingency. *Academy of Management Journal*, 65(6), 2092–2117.
- Yam, K. C., Tang, P. M., Jackson, J. C., Su, R., Gray, K. (2023). The rise of robots increases job insecurity and maladaptive workplace behaviors: Multimethod evidence. *Journal of Applied Psychology*, 108(5), 850–870.
- Yang, X., Guan, Y., Zhang, Y., She, Z., Buchtel, E., Mak, M. C. K., Hu, H. (2020). A relational model of career adaptability and career prospects: The roles of leader–member exchange and agreeableness. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 93(2), 405–430.
- Yang, Y., Yee, R. W. Y. (2022). The effect of process digitalization initiative on firm performance: A dynamic capability development perspective. *International Journal of Production Economics*, 254, 108654.
- Ye, H., Kankanhalli, A. (2017). Solvers’ participation in crowdsourcing platforms: Examining the impacts of trust, and benefit and cost factors. *The Journal of Strategic Information Systems*, 26(2), 101–117.

- Zahedi, F. M., Song, J. (2014). Dynamics of trust revision: Using health infomediaries. *Journal of Management Information Systems*, 24(4), 225–248.
- Zhang, Y., Fang, Y., Wei, K.-K., He, W. (2013). Cognitive elaboration during wiki use in project teams: An empirical study. *Decision Support Systems*, 55(3), 792–801.
- Zhou, J., George, J. M. (2001). When job dissatisfaction leads to creativity: Encouraging the expression of voice. *Academy of Management Journal*, 44(4), 682–696.
- Zimmerman, R. D., Swider, B. W., Boswell, W. R. (2018). Synthesizing content models of employee turnover. *Human Resource Management*, 58(1), 99–114.

The Impacts and Mechanisms of Artificial Intelligence on Knowledge Workers: An Instrumental and Humanistic Perspective

XU Minya ¹, CHEN Liping ², LIU Beini ³

(¹ Guanghua School of Management, Peking University, Beijing 100871, China)

(² School of Management, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China)

(³ Business School, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China)

Abstract: The rapid development of artificial intelligence (AI) has triggered psychological and behavioral shifts among knowledge workers, reshaping their perceptions of the modern work environment and expectations for organizational growth. Currently, research on the impacts and mechanisms of AI on knowledge workers remains fragmented. This study explores the empowering and activating pathways of AI for knowledge workers in terms of “agency” and “self-actualization” through both instrumental and humanistic perspectives. The main focus includes two areas: (1) From the instrumental perspective, this study examines the informational role of AI and its dual influence on employee cognitive processes, clarifying the creativity process of knowledge workers’ “agency” in the age of AI; (2) From the humanistic perspective, this study explores how AI influences changes in employees’ psychological needs and perceptions of well-being, identifying its impact on knowledge workers’ turnover decisions related to “self-actualization.” This research is expected to deepen the understanding of AI’s influence on knowledge workers, expand theoretical studies on human-AI collaboration, and provide practical implications.

Keywords: knowledge workers, artificial intelligence (AI), AI usage, enterprise digitalization, creativity, turnover intention